



Aspectos relacionados con la importancia del uso de modelos predictivos en la producción ovina. Revisión



Antonio Leandro Chaves Gurgel ^{a*}

Gelson dos Santos Difante ^a

Luís Carlos Vinhas Ítavo ^a

João Virgínio Emerenciano Neto ^b

Camila Celeste Brandão Ferreira Ítavo ^a

Patrick Bezerra Fernandes ^a

Carolina Marques Costa ^a

Francisca Fernanda da Silva Roberto ^c

Alfonso Juventino Chay-Canul ^d

^a Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Faculdade de Medicina Veterinária e Zootecnia. Avenida Senador Filinto Müller, 2443 - Pioneiros, 79074-460, Campo Grande, Mato Grosso do Sul, Brasil.

^b Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Unidade Acadêmica Especializada em Ciências Agrárias. Macaíba, Rio Grande do Norte, Brasil.

^c Universidade Federal da Paraíba, Centro de Ciências Agrárias. Areia, Paraíba, Brasil.

^d Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, División Académica de Ciencias Agropecuarias. Villahermosa, Tabasco, México.

* Autor de correspondencia: antonioleonandro09@gmail.com

Resumen:

Los sistemas de producción ovina se enfrentan a numerosos desafíos, que hacen de la toma de decisiones un proceso lleno de riesgos e incertidumbres. En este sentido, la modelación es una herramienta útil, ya que permite a los tomadores de decisiones evaluar

el comportamiento de las variables y sus interrelaciones, además de utilizar información previa o relacionada para predecir resultados y simular diferentes escenarios. El advenimiento de los modelos de predicción ha permitido monitorear el peso de un animal y determinar el mejor momento para su venta. Además, permite a los productores estimar los pesos de la canal y los principales cortes comercializables antes del sacrificio. Toda esta información está directamente asociada a la rentabilidad y el éxito de la actividad productiva. Por lo tanto, en vista de las diferentes aplicaciones de los modelos matemáticos en los sistemas de producción, esta revisión de la literatura examina los conceptos en los estudios de modelación y la importancia de utilizar modelos de predicción en la producción de ovinos de carne. Además, aborda la aplicación práctica de los estudios de modelación en la predicción de la ingesta de materia seca y los rasgos de la canal de ovinos de carne a través de variables correlacionadas.

Palabras clave: Mediciones biométricas, Canal, Predicción de ingesta, Ecuaciones matemáticas, Cría de ovinos de carne, Pastizal tropical.

Recibido: 22/12/2021

Aceptado: 22/06/2022

Introducción

La cría de ovinos para la producción de carne en Brasil se ha expandido en la última década debido a la mayor demanda de este tipo de carne en el mercado. Así, los productores han buscado formas de establecer sistemas de producción capaces de generar eficientemente carne de calidad a un bajo costo^(1,2,3). Sin embargo, la productividad de estos animales en Brasil es aún incipiente debido a deficiencias en el manejo genético y nutricional, bajo financiamiento, sistemas de manejo inadecuados de las diversas etapas de crianza y baja capacidad para organizar adecuadamente la cadena de producción⁽⁴⁾. Otro dato relevante es que más del 50 % de la producción ovina se lleva a cabo en pastizales naturales sin manejo⁽⁴⁾. Estas peculiaridades hacen que el proceso de toma de decisiones en los sistemas de producción ovina esté lleno de riesgos e incertidumbres.

A pesar de ser una característica inherente a los sistemas de producción animal, los riesgos (probabilidad de ocurrencia de un evento) pueden ser minimizados a través de la adopción de herramientas que ayuden a la toma de decisiones⁽⁵⁾. En este sentido, la falta de conocimiento resultará en la imposibilidad de estimar el riesgo (incertidumbre). Cierta información dentro y fuera del sistema de producción es esencial para reducir las incertidumbres asociadas con la toma de decisiones⁽⁶⁾. Fuera del sistema de producción, el productor tiene poco control sobre las acciones que afectan la rentabilidad de la producción. En contraste, las acciones dentro de la granja tendrán un impacto directo en el éxito de la actividad.

En este contexto, una metodología adecuada para el análisis de la toma de decisiones requiere información precisa sobre el problema, así como eficiencia en el manejo del sistema, para que se puedan alcanzar los objetivos planeados⁽⁷⁾. La modelación es una herramienta que puede ayudar al proceso de toma de decisiones, ya que permite a los tomadores de decisiones evaluar el comportamiento de las variables y sus interrelaciones, además de utilizar información previa o relacionada para predecir resultados y simular diferentes escenarios⁽⁸⁾.

El uso de modelos matemáticos permite a los productores estimar alguna información importante que sería difícil de obtener en términos prácticos, por ejemplo, la ingesta de hierba utilizando variables correlacionadas⁽⁹⁾. La modelación también permite monitorear el peso de un animal y determinar el mejor momento para su venta^(10,11). Además, permite a los productores estimar el peso de la canal y los principales cortes antes del sacrificio^(12,13). Toda esta información está directamente asociada a la rentabilidad y el éxito de la actividad productiva.

Así, debido a las diferentes aplicaciones de los modelos matemáticos en los sistemas de producción, esta revisión bibliográfica examina los conceptos en los estudios de modelación y la importancia de utilizar modelos predictivos en la producción de ovinos de carne.

Modelos matemáticos

El uso de modelos matemáticos se ha convertido en una herramienta indispensable para los hacedores de políticas públicas y los científicos⁽¹⁴⁾. Pool⁽¹⁵⁾ sugirió que el acto de modelar se convertiría en un tercer dominio de la ciencia, uniéndose a los dominios tradicionales de la teoría y la experimentación. En este sentido, decisiones políticas importantes, como el efecto del calentamiento global en la biología terrestre^(16,17), la salud pública y el manejo de las pandemias⁽¹⁸⁾, han llegado a depender en gran medida de los estudios de modelación. Además, los investigadores han comenzado a utilizar la modelación en los campos más diversos de la ciencia, por ejemplo, medicina⁽¹⁹⁾, economía⁽²⁰⁾, física⁽²¹⁾, química⁽²²⁾, ingeniería⁽²³⁾, derecho⁽²⁴⁾, ciencia animal^(25,26), y muchos otros.

Hay varios conceptos para los modelos matemáticos. Hamilton⁽¹⁴⁾ los definió como la expresión de la teoría, que proporciona la posibilidad de comparar la teoría con los datos obtenidos en el entorno físico. Para Tedeschi⁽²⁵⁾, los modelos son representaciones matemáticas de mecanismos que gobiernan fenómenos naturales que no son completamente conocidos, controlados o comprendidos. Más recientemente, Tedeschi y Méndez⁽⁸⁾ postularon que los modelos matemáticos son representaciones aritméticas del comportamiento de dispositivos reales y procesos de la vida. Todos estos autores también consideraron que los modelos son una abstracción y una representación de la realidad^(8,14,25).

El uso o no uso de las matemáticas define si el modelo es predictivo o descriptivo, respectivamente. Los modelos descriptivos abordan teóricamente el desempeño de las variables y sus interrelaciones. En contraste, los modelos predictivos están dirigidos a utilizar información previa para predecir resultados o simular diferentes escenarios⁽⁸⁾. Al respecto, Tedeschi y Méndez⁽⁸⁾ clasificaron los modelos matemáticos (predictivos) en tres clases principales: en un contexto temporal, los modelos pueden clasificarse como estáticos o dinámicos; en un contexto natural, como empíricos o mecanicistas; y, en un contexto conductual, como deterministas y estocásticos.

Los modelos dinámicos son aquellos que describen los cambios que se han producido y las respuestas obtenidas en función del tiempo. Los modelos no lineales utilizados para describir el crecimiento animal tienen un carácter dinámico^(27,28). Los modelos estáticos, por otro lado, son aquellos que generan una respuesta para un instante fijo, es decir, no incluyen el tiempo como variable⁽⁸⁾. Sin embargo, Tedeschi y Méndez⁽⁸⁾ advierten que el concepto de estático *versus* dinámico depende de la escala de tiempo utilizada, ya que un fenómeno biológico puede ser mejor representado por un modelo dinámico cuando ocurren cambios diarios, pero cuando los años se usan como una variante de tiempo, un modelo estático puede funcionar mejor que un modelo dinámico, ya que los cambios diarios son irrelevantes para la variable de interés.

Los modelos empíricos se obtienen a partir de datos observacionales. Estos modelos se aplican en estudios experimentales que evalúan las relaciones dosis-respuesta, por ejemplo, el efecto de las tasas de nitrógeno en el contenido de proteína cruda de plantas forrajeras. Así, es posible estimar la concentración de una proteína bruta (variable Y) a cualquier tasa de nitrógeno (variable X) mediante el ajuste de regresiones polinómicas⁽²⁹⁾. Los modelos mecanicistas, por otro lado, consideran los mecanismos conceptuales subyacentes y la combinación de elementos de diferentes niveles jerárquicos. El propósito principal de estos modelos es explicar cómo un elemento en un nivel superior se comporta o responde a una gama de elementos en un nivel inferior. Este tipo de modelo puede ejemplificarse mejor en la modelación de la dinámica de acumulación de hierba de una planta forrajera dada⁽³⁰⁾. En este caso, el modelo mecanicista busca explicar la secuencia de acciones de los factores abióticos a nivel de moléculas, células, tejidos, órganos, macollos, plantas, matas y el dosel forrajero.

Los modelos estocásticos son aquellos que asocian un riesgo o probabilidad con la decisión. La estocasticidad se asocia con una falta de comprensión del fenómeno biológico. En consecuencia, una mayor comprensión del fenómeno se traduciría en un modelo menos estocástico. Un ejemplo de modelo estocástico fue desarrollado por Nadal-Roig *et al*⁽⁵⁾ para abordar decisiones tácticas, planificar la producción, aumentar la flexibilidad y mejorar la coordinación y la producción general de cerdos bajo la incertidumbre asociada con el precio de venta de los animales. Los autores concluyeron que el modelo estocástico era eficiente en la predicción del mejor escenario para el sistema de producción. Además, debido a la incertidumbre de mercado del precio de venta

para los cerdos, la versión estocástica condujo a resultados más precisos y realistas que la versión determinista.

En contraste, los modelos deterministas no asocian ninguna probabilidad con una estimación dada⁽⁸⁾. Por lo tanto, siempre que el modelo se ejecute sin cambios en las variables de entrada, se obtendrá la misma información de salida. Un ejemplo del uso de este tipo de modelo fue propuesto por el NRC⁽³¹⁾ para estimar la ingesta de materia seca por ovinos. Según el NRC⁽³¹⁾, la ingesta de materia seca (kg/día) por ovinos está determinada por las siguientes variables de entrada: peso corporal adulto (kg), peso corporal y peso estándar de referencia, que correspondería a un animal adulto. Si es hembra, debe considerarse no preñada y no lactante, con una puntuación corporal de 2.5 en una escala de 1 a 5, y que ya haya experimentado un crecimiento esquelético completo. De esta manera, cada vez que el modelo se ejecute utilizando la misma información de entrada, la ingesta predicha será la misma. Sin embargo, el modelo no da ninguna probabilidad de que la ingesta predicha verdaderamente se observe.

Independientemente del tipo de modelo, su estructura básica se compone de variables, parámetros y constantes, pero no todos los modelos exhiben estos tres componentes simultáneamente. Las variables, dependientes o independientes, se cambian según el individuo; los parámetros varían según el modelo, y las constantes no varían en ninguna situación. En este sentido, dos procesos son comúnmente utilizados para la creación de modelos: 1) Establecer ideas y conceptos a través de un estudio a profundidad de la literatura y luego crear parámetros para las variables del modelo, o 2) Analizar datos experimentales que expliquen un fenómeno biológico y luego combinarlos en una ecuación⁽²⁵⁾. En ambas situaciones, el análisis estadístico adecuado para evaluar el ajuste de los modelos es un paso indispensable.

Evaluación de modelos matemáticos

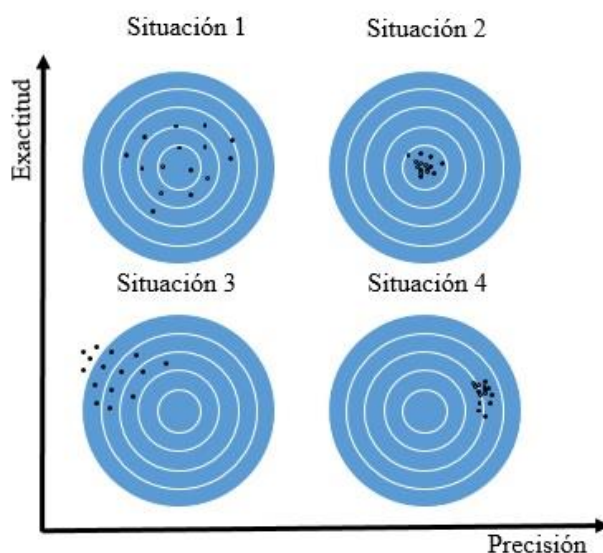
Existen diferencias conceptuales entre los términos ‘validación’, ‘verificación’ y ‘evaluación’ de modelos matemáticos^(14,25). Sin embargo, el término ‘validación del modelo’ fue frecuentemente cuestionado por los investigadores^(25,32). Debido a que los modelos son considerados una abstracción de la realidad y una aproximación del sistema real^(8,14,25), es imposible probar que todos los componentes del modelo realmente predecirán el comportamiento de un sistema biológico. Tedeschi⁽²⁵⁾ propuso los términos ‘evaluación’ o ‘prueba’ para indicar el grado de robustez del modelo con base en criterios preestablecidos. El autor también destacó que los modelos matemáticos no pueden demostrarse como válidos, excepto si son adecuados para el propósito para el que están destinados, bajo ciertas condiciones.

En los estudios de modelación, se debe seguir un protocolo para definir el mejor modelo de predicción para el objetivo establecido. Por lo tanto, el proceso requiere primero una revisión extensa de la literatura sobre el tema abordado. Después de que se logra una comprensión teórica del fenómeno a modelar, el siguiente paso es ajustar, evaluar y

comparar los modelos definidos y, finalmente, interpretar los resultados y hacer inferencias sobre la aplicación de los modelos seleccionados. Por lo tanto, se entiende que la evaluación es un paso fundamental en el ajuste de modelos de predicción⁽²⁵⁾, ya que este paso define si el modelo es adecuado para su propósito previsto. Según Hamilton⁽¹⁴⁾, la evaluación del modelo es una comparación de los datos predichos sobre los observados, que utiliza herramientas estadísticas para apoyar las conclusiones.

La exactitud y la precisión son dos conceptos importantes cuando se evalúan modelos matemáticos. La exactitud indica la proximidad de los valores medios predichos a los observados. La precisión, por otro lado, es la capacidad del modelo para predecir valores consistentemente⁽²⁵⁾. Por lo tanto, un modelo exacto, pero no preciso (situación 1 en la Figura 1) estima un valor promedio cercano al valor promedio verdadero, pero con una desviación estándar alta. En contraste, un modelo con baja exactitud y alta precisión (situación 4 en la Figura 1) predice una media diferente de los datos observados, pero denota una desviación estándar baja en las predicciones. En las situaciones 2 y 4 (Figura 1) los modelos son igualmente exactos, pero solo el modelo 2 muestra las características de exactitud y precisión, ya que los puntos se distribuyen de forma compacta en el centro del objetivo.

Figura 1: Representación esquemática de conceptos de precisión y exactitud (Adaptado⁽²⁵⁾)



La primera y más simple evaluación de la bondad de ajuste de los modelos (precisión y exactitud) es el análisis de momentos de los datos predichos y observados. En este tipo de evaluación, se espera que un buen modelo estime los valores medios, máximos y mínimos, así como la varianza de los datos y la desviación estándar cercanos a los valores observados⁽³³⁾. El valor del coeficiente de correlación de Spearman también se ha utilizado inicialmente para evaluar la clasificación de los valores de datos predichos y observados. Este coeficiente evalúa si el valor predicho más alto es también el valor

observado más alto, creando así una clasificación entre todos los datos⁽³⁴⁾.

La regresión lineal entre los valores observados y predichos se utiliza comúnmente para evaluar modelos. La hipótesis de que los datos predichos son iguales a los datos observados se evalúa mediante la ecuación de regresión $Y = \beta_0 + \beta_1 \times X$, donde Y es el valor observado; β_0 y β_1 representan el intercepto y la pendiente de la ecuación de regresión, respectivamente; y X es el valor predicho por las ecuaciones. Los valores predichos por el modelo se trazan en el eje X , mientras que los valores observados se trazan en el eje Y ⁽²⁵⁾. En este formato de gráfico, los puntos de datos ubicados por encima y por debajo de la línea de igualdad indican sobreestimación o subestimación por el modelo, respectivamente⁽²⁶⁾.

Para evaluar la hipótesis ($\beta_0 = 0$ y $\beta_1 = 1$), Dent y Blackie⁽³⁵⁾ sugirieron evaluar simultáneamente si el intercepto es diferente de cero y la pendiente es diferente de uno. Para este propósito, se utilizó la prueba F simultánea para la identidad de los parámetros de regresión predichos por los datos observados⁽³⁶⁾. Sin embargo, Tedeschi⁽²⁵⁾ advirtió que la prueba F es válida sólo para modelos deterministas y no debe ser utilizada para modelos estocásticos. Además, debido a la suposición de que los datos son independientes, lo que no siempre se observa en un estudio de modelación, la prueba F simultánea puede resultar en errores de aceptación o rechazo de la hipótesis evaluada⁽³⁶⁾.

Después de obtener la regresión lineal, es posible calcular el coeficiente de determinación de la ecuación (R^2). El coeficiente de determinación indica el porcentaje de variación en Y que se explica por X . Por lo tanto, R^2 evalúa la proximidad de los datos a la línea de regresión ajustada. Cabe destacar que la interpretación del valor R^2 es a menudo errónea⁽³³⁾. Cuando se usa de forma aislada, esta información no es un buen indicador de la calidad del modelo, ya que R^2 mide la precisión y no la exactitud de la ecuación. Aunado a esto está el hecho de que un alto coeficiente de determinación no implica necesariamente que exista una relación lineal entre los datos predichos y observados, ya que la relación puede ser curvilínea⁽²⁵⁾.

Otra forma de evaluar la ecuación de regresión es mediante el error cuadrático medio (ECM), que evalúa la precisión de la regresión lineal ajustada utilizando la diferencia entre los valores observados y los valores estimados por la regresión. Analla⁽³⁷⁾ recomendó el ECM como el mejor criterio para seleccionar el modelo con el mejor ajuste al comparar varios modelos. Cabe señalar que aunque se utilizan varios métodos para evaluar la idoneidad de la ecuación de regresión, su uso puede generar resultados ambiguos cuando los datos no muestran la distribución normal y en los casos en que los errores residuales son bajos⁽²⁵⁾. En este contexto, se realizan algunas evaluaciones adicionales.

El ECM es similar al error de predicción cuadrático medio (EPCM). La diferencia fundamental entre los dos parámetros es que el EPCM es la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por el modelo, mientras que el ECM, como se vio

anteriormente, es la diferencia entre los valores observados y los valores estimados por la regresión. Tedeschi⁽²⁵⁾ consideró al EPCM la medida más común y confiable para determinar la exactitud predictiva de un modelo; sin embargo, el autor advirtió que su confiabilidad disminuirá a medida que disminuya el número de observaciones. Además, el autor destacó que el EPCM no proporciona ninguna información sobre la precisión del modelo y que una desventaja del EPCM es que las desviaciones se ponderan por sus valores al cuadrado, lo que elimina los datos negativos, dando así mayor énfasis a valores más grandes.

Bunke y Droge⁽³⁸⁾ propusieron una descomposición del EPCM que tiene en cuenta la fuente de variación de los parámetros. Por este fraccionamiento, el EPCM se divide en error medio, error sistemático y error aleatorio. Cuando la mayoría de los errores se atribuyen al error medio, significa que hay una deficiencia en la colocación de la línea de igualdad, que se puede corregir con un factor de corrección aditivo. El error sistemático, por otro lado, indica una falla en el desplazamiento de la línea, que puede corregirse con una corrección multiplicativa.

El coeficiente de determinación (CD) del modelo, que muestra la proporción de la varianza total de los valores observados que se explica por los datos predichos, se ha utilizado durante mucho tiempo para evaluar modelos matemáticos. Sin embargo, el CD ha sido reemplazado por el coeficiente de correlación de concordancia (CCC) en estudios de variables continuas^(39,40). El CCC evalúa simultáneamente la exactitud y precisión de las ecuaciones, lo que lo convierte en una medida poderosa. El valor del CCC se obtiene mediante una ecuación de dos componentes: 1) coeficiente de correlación, que mide la precisión; y 2) factor de corrección de sesgo, que indica la exactitud⁽⁴¹⁾.

Se utilizan numerosas técnicas estadísticas para evaluar la precisión y exactitud de los modelos. Sin embargo, ninguna técnica utilizada aisladamente es capaz de evaluar adecuadamente el desempeño del modelo⁽²⁵⁾. Por lo tanto, la mejor manera de evaluar el desempeño predictivo de un modelo es asociarlo con un conjunto de métodos estadísticos. Es importante enfatizar que esta revisión aborda los principales métodos utilizados en los estudios de modelación que predicen la ingesta de materia seca y los rasgos de la canal de ovino^(39,40,42). Una discusión adicional sobre la evaluación de modelos desde un punto de vista estadístico fue presentada por Neter *et al*⁽³³⁾ y Tedeschi⁽²⁵⁾.

Aplicación de modelos predictivos en la producción de ovinos de carne

Debido a las diversas aplicaciones de los modelos matemáticos en los sistemas de producción ovina, esta revisión de literatura abordará la aplicación de estudios de modelación en la predicción de la ingesta de materia seca por ovinos en pastoreo, así como el peso corporal y los rasgos de la canal de ovino a través de mediciones biométricas. Esta información es difícil de obtener en condiciones prácticas; sin embargo,

está directamente asociada con la rentabilidad y el éxito de la actividad productiva. Se destaca que las posibilidades de utilizar la modelación en la producción ovina son lo más diversas posible y sería difícil resumir toda esta información en una sola revisión.

Predicción de la ingesta de materia seca por ovinos en pastoreo

En el caso de los animales de corral de engorda, las características químicas y físicas de los ingredientes que componen las dietas y sus interacciones tienen un gran efecto sobre la ingesta de materia seca (IMS)^(43,44). En resumen, la demanda energética del animal define el consumo de dietas con alta densidad calórica⁽⁴⁵⁾. Por otro lado, cuando el animal es alimentado con dietas de bajo valor nutricional y baja densidad energética, la capacidad física del tracto gastrointestinal determina el potencial de la IMS⁽⁴⁶⁾. En este sentido, Mcdowell⁽⁴⁷⁾ mencionó que la ingesta de hierba está influenciada principalmente por el tamaño corporal, ya que el tamaño del animal se correlaciona positivamente con los requerimientos nutricionales de mantenimiento^(42,43,45), seguido de la densidad energética y la tasa de digestión de la dieta. Además, el autor observó que la IMS se correlaciona positivamente con la digestibilidad de la materia orgánica.

El contenido de fibra detergente neutro (FDN) de una dieta o hierba es un parámetro eficiente para expresar la acción de estos dos mecanismos para controlar la ingesta de materia seca, ya que está positivamente relacionado con el efecto de llenado ruminal e inversamente relacionado con la concentración de energía de la dieta⁽⁴⁸⁾.

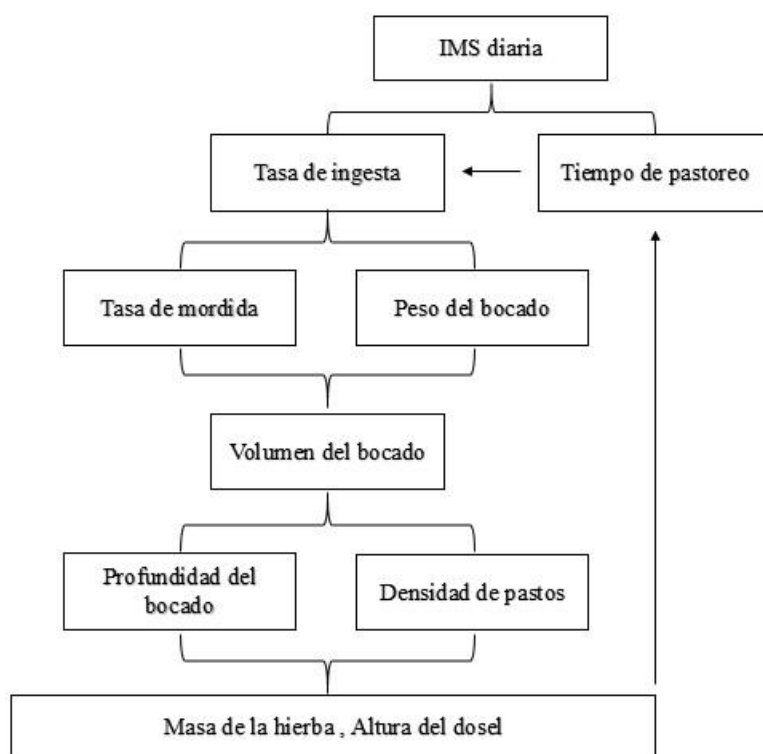
Los factores relacionados con los animales, como la raza, el sexo, la edad, el peso corporal, la etapa fisiológica (crecimiento, preñez o lactancia) y la composición corporal influyen en los requerimientos de nutrientes y la ingesta de los ovinos⁽⁴⁵⁾. Mertens⁽⁴⁸⁾ sugirió que la ingesta de nutrientes depende de factores importantes relacionados con el manejo de la alimentación (disponibilidad de alimento, área lineal del comedero, accesibilidad al alimento, frecuencia de suministro, forma física y procesamiento), además de las condiciones ambientales y el bienestar animal relacionados con la concentración de energía de la dieta⁽⁴⁸⁾.

En cuanto a los animales en pastoreo, además de todos los factores antes mencionados que actúan sobre la ingesta de materia seca, las complejas interacciones entre las características del animal y el pastizal afectan la tasa de ingesta de nutrientes⁽⁴⁹⁾. Se sabe que el comportamiento de alimentación es la forma más eficiente de demostrar las interacciones entre la estructura del pastizal y la ingesta de forraje⁽⁵⁰⁾.

Según una visión mecanicista, la IMS diaria para ovinos en pastoreo es el resultado del tiempo dedicado por el animal a buscar y aprehender la hierba y la tasa de ingesta durante este período⁽⁵⁰⁾, que, a su vez, es el producto de la velocidad de bocado y el peso del bocado. La velocidad y el peso de un bocado cambian cuando se cambia la cantidad de hierba por bocado (volumen del bocado). El volumen del bocado es sensible a las oscilaciones en la profundidad del bocado y la densidad aparente de la hierba, que a su

vez está determinada por la altura del dosel y la masa de la hierba (Figura 2). La estructura del pastizal (masa de la hierba, altura, etc.) también cambia el tiempo que el animal pasa en la actividad de pastoreo^(51,52).

Figura 2: Representación esquemática del comportamiento alimenticio de los animales en pastoreo (Adaptado⁵³)



Para ejemplificar la relación entre la estructura del pastizal, el comportamiento de alimentación y la ingesta, uno simplemente debe imaginar una situación con limitaciones en el suministro de hierba. En esta circunstancia, hay una reducción en el tamaño del bocado, mientras que el tiempo de pastoreo y la velocidad de bocado aumentan⁽⁵²⁾. Por lo tanto, hasta cierto punto, es posible obtener una ingesta constante de hierba en pastizales con diferentes doseles. Sin embargo, si la asignación de hierba es demasiado baja, el aumento en el tiempo de pastoreo no podrá mantener la ingesta debido a la reducción en la tasa de ingesta⁽⁵⁴⁾.

Así, debido a la existencia de varios factores que influyen en la IMS de ovinos en pastoreo, la modelación de este parámetro se vuelve muy compleja. Por esta razón, la mayoría de los modelos de predicción de IMS de ovinos se obtienen de experimentos realizados en condiciones de corral de engorda^(31,42,43,45). Esto puede llevar a inconsistencias si se utilizan para predecir la IMS de los ovinos en pastoreo, ya que no consideran las características del pastizal y las interacciones entre el animal y la planta forrajera.

La mayoría de los modelos utilizados para predecir la ingesta por parte de animales en pastoreo son mecanicistas, centrándose en el proceso digestivo y la selectividad de la ingestión en condiciones de pastoreo, y consideran principalmente la altura del pastizal o la cantidad de hierba extraída^(50,55). Pittroff y Kothmann⁽⁵⁶⁾ realizaron un análisis comparativo de modelos cuantitativos que predecían la ingesta de alimento por ovinos y observaron que alrededor del 55 % de las ecuaciones tomaron en cuenta algún rasgo del pastizal, con predominio de la disponibilidad de hierba. Los investigadores concluyeron que existe un marco conceptual débil en el desarrollo de los modelos.

De los modelos presentados en la revisión de Pittroff y Kothmann⁽⁵⁶⁾, el desarrollado por Freer *et al*⁽⁵⁷⁾ se centró más en las características del pastizal. La ecuación predice la ingesta por ovinos como el producto de la ingesta potencial de alimento (I_{max}) y la proporción de ese potencial (ingesta relativa) que el animal puede obtener de la cantidad disponible de alimento. La I_{max} se definió como la cantidad ingerida (kg/d de MS) cuando a los animales se les permite el acceso sin restricciones al alimento con una digestibilidad de MS de al menos el 80 %, que depende del peso estándar de un animal adulto (peso estándar de referencia) y de la relación entre el peso corporal y el peso estándar de referencia (ecuación 1). Cabe destacar que, en el caso de las gramíneas tropicales, apenas se alcanza la digestibilidad mínima del 80 %^(58,59,60).

$$(1) \quad I_{max} = 0.04 \times PER \times Z \times (1.7 - Z)$$

Donde PER= peso estándar de referencia; Z= tamaño relativo del animal, la relación entre el peso corporal y el peso estándar de referencia.

La ingesta relativa se describió como el producto de dos atributos del alimento: disponibilidad relativa e ingestibilidad relativa. Para los animales en pastoreo, la disponibilidad relativa se predice principalmente a partir de la masa de la hierba, mientras que la ingestibilidad relativa se predice a partir de la digestibilidad del pasto recolectado por simulación de pastoreo (arranque manual)⁽⁵⁷⁾.

Para simular la dinámica de ingesta de los rumiantes durante el pastoreo, Baumont *et al*⁽⁵⁰⁾ desarrollaron un modelo teórico de una tasa de ingesta que combina la estructura del pasto y la decisión del animal de pastar o realizar otras actividades. Los autores definieron la ingesta de materia seca como la suma de las tasas de ingesta instantánea, que, a su vez, se determinan en función de las tasas de ingesta potencial en los horizontes de pastoreo, las preferencias que determinan las proporciones seleccionadas en ambos horizontes de pasto y los niveles de saciedad del animal (ecuación 2).

$$(2) \quad TI = (PREF_i \times TIP_i) + (PREF_{i+1} \times TIP_{i+1}) / NS$$

Donde TI= tasa de ingesta (g MS/min); $PREF_i$ y $PREF_{i+1}$ = preferencia relativa determinada a partir de un submodelo de decisión de pastoreo que define cómo el animal distribuye la ingesta entre el horizonte más alto disponible (i) y el siguiente horizonte

disponible ($i + 1$), de acuerdo con las preferencias relativas $PREF_i$ y $PREF_{i+1}$; NS= nivel de saciedad; TIP_i = tasa de ingesta potencial (g MS/min) obtenida del tiempo que tarda el animal en realizar el bocado y el peso de ese bocado en el horizonte más alto disponible (i), y el siguiente horizonte disponible.

McCall⁽⁶¹⁾ propuso un modelo para estimar la ingesta de hierba en pastizales donde el ballico perenne es la especie forrajera predominante. El autor modeló la IMS real de ovinos en pastizal en función de la ingesta máxima multiplicada por el factor de corrección (ecuación 3). El factor de corrección se obtiene de la asignación de hierba y la ingesta potencial del animal (ecuaciones 4 y 5). La asignación de hierba se estimó cosechando el forraje contenido dentro de marcos metálicos de 1 m².

$$(3) \quad IH = I_{max} \times M$$

$$(4) \quad M = A \times EXP(-1.016 \times EXP(1.0308 \times AHM))$$

$$(5) \quad A = 1 - 1.42 \times (-0.00198 \times MH),$$

Donde IH= ingesta de hierba (kg/día); I_{max} = ingesta máxima de hierba (kg/día); M= factor de corrección; EXP= exponencial (2.7182); AHM= asignación de hierba dividida por la ingesta máxima; y MH= masa herbácea menos material muerto (kg/ha).

Medeiros⁽⁶²⁾ utilizó el modelo propuesto por McCall⁽⁶¹⁾ para estimar la ingesta de ovinos en *Cynodon* spp. bajo diferentes intensidades de pastoreo en un sistema de pastoreo continuo y concluyó que el modelo de McCall⁽⁶¹⁾ sobreestimó la ingesta de los animales. Esta sobreestimación indicada por Medeiros podría deberse al tipo de hierba ya que McCall trabajó con un pasto C3 que es más digerible que el C4 con el que Medeiros trabajó. Por lo tanto, Medeiros⁽⁶²⁾ sugirió reemplazar la asignación de hierba verde (hoja + tallo) en la ecuación con una asignación de hoja verde. Sólo entonces la ingesta estimada fue estadísticamente igual a la observada.

De manera similar, Gurgel *et al*⁽⁹⁾ evaluaron diferentes modelos que predecían la IMS en pastizales tropicales utilizando el factor de ajuste propuesto por McCall⁽⁶¹⁾ y concluyeron que las ecuaciones no predicen con exactitud la IMS de ovinos de carne y generan valores sobreestimados en pastizales de clima tropical. Los autores propusieron que la estimación de la IMS para corderos en pastizales tropicales debería considerar el siguiente modelo (ecuación 6):

$$(6) \quad IMS (\% PV) = 7.16545 - 0.21799 \times PV + 0.00273 \times PV^2 - 0.00688 \times TP + 0.000007 \times TP^2 + 0.00271 \times AHV$$

Donde IMS= ingesta de materia seca (% PV); PV= peso vivo (kg); TP= tiempo de pastoreo (min/día); y AHV= asignación de hierba verde (kg MS/100 kg PV), que corresponde a la asignación de hierba menos material muerto.

Por lo tanto, los modelos propuestos para un clima templado no estiman correctamente la ingesta de hierba por parte de ovinos en pastizales tropicales. De esta manera, son necesarios estudios para estimar la ingesta de ovinos en regiones tropicales, especialmente en sistemas que adoptan el pastizal como fuente primaria de nutrientes, ya que esta información es de fundamental importancia para la planeación nutricional.

Predicción del peso corporal y rasgos de la canal de ovinos a través de mediciones biométricas

El peso corporal es una de las principales piezas de información que guía la toma de decisiones en los sistemas de producción debido a su relación directa con los requerimientos nutricionales de los animales⁽³¹⁾. Además, el monitoreo de la curva de crecimiento de los rumiantes permite identificar las fases en las que el animal es más capaz de convertir el alimento consumido en tejido corporal y el mejor momento para su venta^(10,11,63).

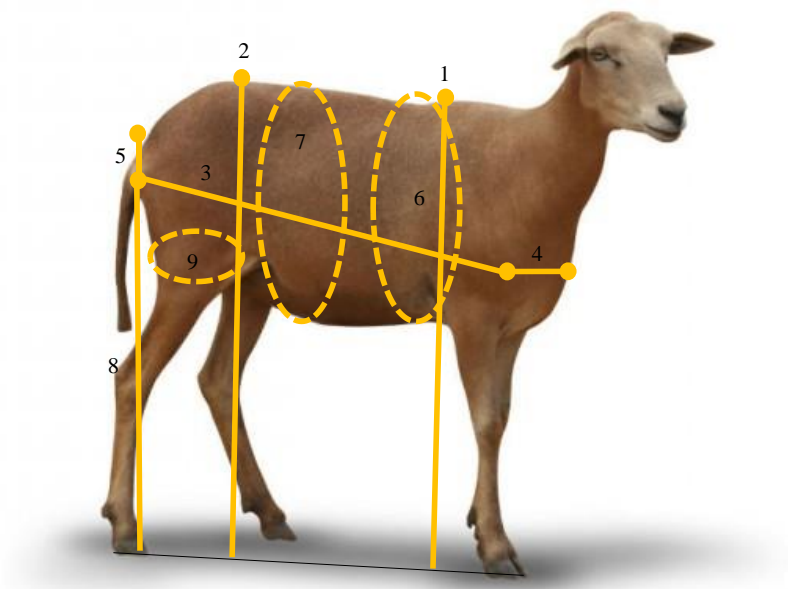
El crecimiento de los animales se evalúa utilizando equipos de medición directa, como básculas ganaderas. Sin embargo, debido a las condiciones en las que operan los sistemas tradicionales de producción ovina⁽⁴⁾, la determinación directa del peso corporal de los animales a menudo representa un desafío para los productores debido al alto costo de adquirir y mantener las básculas^(64,65,66,67). En la mayoría de los casos, esto hace que los productores comercialicen animales con base en puntuaciones visuales, lo que conduce a errores en la estimación del peso corporal y afecta la rentabilidad de los sistemas de producción⁽⁶⁸⁾.

La estimación del peso corporal por métodos indirectos puede ser una alternativa de fácil adopción y de bajo costo. En este sentido, las mediciones biométricas son una opción viable para predecir el peso corporal debido a la correlación entre estos rasgos y el peso corporal de los animales^(65,69). Este método consiste en desarrollar modelos matemáticos que permiten a los productores estimar el peso corporal utilizando algunas mediciones biométricas (Figura 3) a partir de análisis de regresión lineal y múltiple. Estas medidas corporales se pueden obtener con una vara para medir caballos y una cinta métrica^(12,41), instrumentos fáciles de manejar y económicos que no requieren un mantenimiento periódico sofisticado.

Las principales mediciones biométricas (Figura 3) evaluadas en ovinos son las siguientes⁽⁷⁰⁾: altura de la cruz (AC) – desde el punto más alto de la cruz hasta el suelo (1); altura de la grupa (AG) – la distancia vertical desde el punto más alto de la grupa hasta el suelo (2); longitud del cuerpo (LC) – desde la articulación escapulohumeral hasta la parte caudal del isquion (3); ancho del pecho (AP) – la medida entre las puntas de las escápulas (4); ancho de la grupa (NG) – la distancia entre las tuberosidades isquiáticas (5); circunferencia del corazón (CC) – tomada alrededor de la cavidad torácica (6); circunferencia abdominal (CA) – tomada alrededor de la cavidad abdominal (7); longitud

de la pierna (LP) – tomada de la tuberosidad isquiática al suelo (8); y la circunferencia de la pierna (CP) – tomada alrededor de la parte media del muslo (9).

Figura 3: Principales mediciones biométricas realizadas en ovinos



Altura de la cruz (1); altura de la grupa (2); longitud del cuerpo (3); ancho del pecho (4); ancho de la grupa (5); circunferencia del corazón (6); circunferencia abdominal (7); longitud de la pierna (8); circunferencia de la pierna (9).

Se realizaron algunos estudios para desarrollar ecuaciones lineales y múltiples para estimar el peso corporal de ovinos a partir de mediciones biométricas^(65,66,71,72,73). Los autores concluyeron que la CC es la medición biométrica más importante para predecir el peso corporal del animal (Cuadro 1). En contraste, Canul-Solís *et al*⁽⁶⁶⁾ utilizaron el NG para estimar el peso corporal de ovinos Pelibuey. Sin embargo, cuando se utiliza más de una medida, la capacidad predictiva de las ecuaciones aumenta^(68,69,73,74).

Cuadro 1: Ecuaciones para predecir el peso corporal (PC) de ovinos utilizando mediciones biométricas (cm)

Autor	Raza	Ecuación	R ²
Chay-Canul <i>et al</i> ⁽⁶⁵⁾	Pelibuey	PC (kg) = -47.97 + 1.07 × CC	0.86
Canul-Solís <i>et al</i> ⁽⁶⁶⁾	Pelibuey	PC (kg) = - 19.17 + 3.46 × NG	0.96
Málková <i>et al</i> ⁽⁶⁸⁾	Charolais; Kent; Cruza	PC = (kg) = -3.997 + 0.225 × CC	0.78
Málková <i>et al</i> ⁽⁶⁸⁾	Charolais; Kent; Cruza	PC (kg) = -4.672 + 0.243 × CHC + 0.198 × CC	0.80
Gurgel <i>et al</i> ⁽⁶⁹⁾	Santa Inés	PC (kg) = 0.45 × CC - 0.58 × CA + 0.005 × CA ² + 0.002 × AG ²	0.88
Kumar <i>et al</i> ⁽⁷¹⁾	Harnali	PC (kg) = -63.72 + 1.23 × CC	0.87
Worku ⁽⁷³⁾	Kebeles; Arsi- Bale	PC (kg) = -39.51 + 0.91 × CC	0.71
Worku ⁽⁷³⁾	Kebeles; Arsi- Bale	PC (kg) = 45.77 + 0.59 × CC + 1.99 × CHC + 0.30 × PP + 0.5 × AG	0.81
Grandis <i>et al</i> ⁽⁷⁴⁾	Texel	PC = (kg) -107.16 + 1.40 × CC + 0.60 × AC	0.88

CC= circunferencia del corazón, NG= ancho de la grupa; CHC= circunferencia del hueso de la caña; CA= circunferencia abdominal; AG= altura de la grupa; PP= profundidad del pecho; AC= altura de la cruz.

Otra forma de utilizar las mediciones biométricas para predecir el peso corporal de los ovinos es a partir del volumen corporal, que se obtiene mediante la fórmula utilizada para calcular el volumen de un cilindro, incluyendo las mediciones de CC y LC⁽⁷⁵⁾:

$$\text{Radio (cm)} = \text{CC} / 2\pi,$$

$$\text{Volumen corporal (dm}^3\text{)} = (\pi \times r^2 \times \text{LC}) / 1000,$$

donde, r= radio de la circunferencia (cm); π = 3.1416; CC= circunferencia del corazón (cm); y LC= longitud del cuerpo (cm).

Salazar-Cuytun *et al*⁽⁶⁷⁾ compararon tres ecuaciones (lineal, cuadrática y exponencial) para evaluar la relación entre el volumen y el peso corporal en corderos y ovejas Pelibuey. Los autores observaron un coeficiente de correlación de 0.89 entre el volumen y el peso corporal. Además, se encontró que el modelo cuadrático tuvo el mejor desempeño, de acuerdo con la evaluación de idoneidad. Le Cozler *et al*⁽⁷⁶⁾ reportaron que el volumen corporal está fuertemente correlacionado con el peso en vacas Holstein lactantes.

Además de ser un método eficiente para estimar el peso corporal, las mediciones biométricas se utilizan para predecir los rasgos de la canal ovina^(12,40,77). Determinar el rendimiento de la canal o los cortes principales antes del sacrificio es una información valiosa para los sistemas de producción, ya que permite al productor estimar el ingreso bruto de la granja. En este sentido, el uso de mediciones biométricas tomadas antes del

sacrificio es de mayor interés en condiciones de producción comercial debido al bajo costo adicional para los productores^(40,78,79).

Debido a que está directamente relacionado con la remuneración del productor, el peso de la canal ha sido la variable más predicha por las mediciones biométricas, con un peso al sacrificio que explica del 47.0 al 99.0 % de la variación en el peso de la canal de los rumiantes^(79,80). Sin embargo, cuando las mediciones biométricas se utilizan en asociación con el peso corporal en ecuaciones lineales y múltiples para predecir el peso de la canal, hay un aumento en el coeficiente de determinación⁽⁴⁰⁾. Al respecto, Gurgel *et al*⁽⁸¹⁾ mostraron que las medidas de AP, CP y NG, junto con el peso corporal, explicaron el 91.0 % de la variación en el peso de la canal de corderos Santa Inés finalizados en pastizales tropicales. Para los corderos Pelibuey, Bautista-Díaz *et al*⁽⁷⁸⁾ recomendaron una ecuación para estimar el peso de la canal que se asocia con las medidas de LC, CC y CA y el ancho abdominal ($R^2= 0.89$). En la predicción del peso de la canal caliente de corderos Morada Nova, Costa *et al*⁽¹²⁾ recomendaron una ecuación sin utilizar el peso corporal como variable independiente. Según los autores, las medidas de LC, AC, AP, CA y las puntuaciones de condición corporal son las más importantes para predecir el peso de la canal de los ovinos estudiados ($R^2= 0.80$).

La carne de ovino se vende principalmente en forma de medias canales o canales enteras. Sin embargo, una forma de añadir valor a la carne es vendiéndola a través de cortes obtenidos seccionando la canal⁽⁸²⁾. Así, la canal se divide inicialmente en los cortes principales de hombro, cuello, lomo, pierna y costilla, que son más pequeños y facilitan la comercialización, la conservación en el hogar y la preparación para consumo^(3,82,83).

Las mediciones biométricas están altamente correlacionadas con los cortes principales de la canal⁽²⁾. Por lo tanto, se desarrollaron estudios para evaluar la hipótesis de que las mediciones biométricas serían eficientes para predecir el rendimiento de estos cortes. Shehata⁽¹³⁾ desarrolló modelos de regresión para predecir el peso de los cortes principales de la canal de corderos Barki a partir de mediciones biométricas y encontró que la CC explicaba el 67.0 % de la variación en el peso de la pierna, y cuando la CC se asoció con la LC, este valor aumentó a 72.0 %. Además, Shehata⁽¹³⁾ observó que la CC y la LC estiman con precisión los pesos de los cortes de asado de lomo, hombro y lomo picado. Abdel-Moneim⁽⁸⁴⁾ señaló a la LC como una variable eficiente para predecir el peso del hombro de ovinos Barki.

La aplicación de mediciones biométricas no se limita a predecir el peso de la canal y los cortes principales. Cuando se utilizan en ecuaciones, estas mediciones estiman la cantidad de grasa interna y recortes de la canal, el área del “ribeye” y el rendimiento de componentes que no son de la canal, músculos, huesos y tejido adiposo^(12,40,77). Por lo tanto, el monitoreo de las mediciones biométricas es una herramienta de manejo que puede ayudar a los sistemas de producción a aumentar los ingresos y acortar el tiempo necesario para que los animales alcancen el peso de sacrificio.

Cabe destacar que, en su mayor parte, estas mediciones se realizan en animales finalizados en corrales de engorda y en ovinos de lana, lo que no representa la realidad de los sistemas de producción en las regiones tropicales, ya que las gramíneas forrajeras tropicales son la base alimenticia de pequeños y grandes rumiantes y son responsables de la mayor parte de la carne producida en los trópicos. Por lo tanto, se deben desarrollar estudios de modelación para estimar el peso y los rasgos de la canal de ovinos de pelo finalizados en pastizales tropicales a través de mediciones biométricas, teniendo en cuenta que el genotipo, el sexo, la edad, el sistema de cría y la salud pueden cambiar los rasgos y la composición de la canal^(85,86).

Conclusiones e implicaciones

A pesar de su baja tasa de adopción, la modelación tiene un gran potencial para ayudar en la toma de decisiones en la producción de ovinos de carne. La modelación es una herramienta capaz de predecir la ingesta de materia seca, el peso corporal, el peso de la canal y los principales cortes comercializables de ovino con alta precisión y exactitud, a través de mediciones correlacionadas. Estas ecuaciones pueden ser utilizadas por investigadores, productores, técnicos y la industria cárnica, facilitando así la planeación de la actividad. Sin embargo, se justifica una mayor investigación para aumentar las bases de datos para que las ecuaciones se puedan aplicar en los escenarios más diversos. Además, se necesitan más estudios para predecir la ingesta de hierba utilizando información más fácil de obtener en condiciones prácticas de producción.

Literatura citada:

1. Trindade TFM, Difante GS, Emerenciano Neto JV, Fernandes LS, Araújo IMM, Véras ELL, *et al.* Biometry and carcass characteristics of lambs supplemented in tropical grass pastures during the dry Season. *Biosci J* 2018;34(1):172-179.
2. Gurgel ALC, Difante GS, Emerenciano Neto JV, Costa MG, Dantas JLS, *et al.* Supplementation of lamb ewes with different protein sources in deferred marandu palisadegrass (*Brachiaria brizantha* cv. Marandu) pasture. *Arq Bras Med Vet Zootec* 2020;72(5):1901-1910.
3. Araújo CGF, Costa MG, Difante GS, Emerenciano Neto JV, Gurgel ALC, *et al.* Carcass characteristics, meat quality and composition of lambs finished in cultivated pastures. *Food Sci Technol* 2021; Ahead of Print: 1-6.
4. Hermuche PM, Maranhão RLA, Guimarães RF, Carvalho Júnior OA, Gomes RAT, Paiva SR, Mcmanus C. Dynamics of sheep production in Brazil. *Int J Geoinformatics* 2013;2(3):665-679.
5. Nadal-Roiga E, Plà-Aragonès EM, Pagès-Bernausa A, Albornoz VM. A two-stage stochastic model for pig production planning in vertically integrated production systems. *Comput Electron Agric* 2021;176:e105615.

6. Calvano MPCA, Brumatti RC, Barros JC, Garcia MV, Martins KR, Andreotti R. Bioeconomic simulation of *Rhipicephalus microplus* infestation in different beef cattle production systems in the Brazilian Cerrado. *Agric Syst* 2021;194:e103247, 2021.
7. Calvano MPCA, Brumatti RC, Garcia MV, Barros JC, Andreotti A. Economic efficiency of *Rhipicephalus microplus* control and effect on beef cattle performance in the Brazilian Cerrado. *Exp Appl Acarol* 2019;79:459-471.
8. Tedeschi LO, Menendez HM. Mathematical modeling in animal production. In: Bazer FW, Lamb GC, Wu G editors. *Animal agriculture sustainability, challenges and innovations*. 1st ed. Cambridge: Academic Press; 2020:431-453.
9. Gurgel ALC, Difante GS, Emerenciano NJV, Santana JCS, Fernandes PB, Santos GT, *et al.* Prediction of dry matter intake by meat sheep on tropical pastures. *Trop Anim Health Prod* 2021;53:e479.
10. Silva FL, Alencar MM, Freitas AR, Packer IU, Mourão GB. Curvas de crescimento em vacas de corte de diferentes tipos biológicos. *Pesqui Agropecu Bras* 2011;46(3):262-271.
11. Sousa JER, Façanha DAE, Bermejo LA, Ferreira JB, Paiva RDM, Nunes SF, Souza MSM. Evaluation of non-linear models for growth curve in Brazilian tropical goats. *Trop Anim Health Prod* 2021;53:e198.
12. Costa RG, Lima AGVDO, Ribeiro NL, Medeiros AND, Medeiros GRD, Gonzaga Neto S, Oliveira RL. Predicting the carcass characteristics of Morada Nova lambs using biometric measurements. *Rev Bras Zootec* 2020;49:e20190179.
13. Shehata MF. Prediction of live body weight and carcass traits by some live body measurements in Barki lambs. *Egyptian J Anim Prod* 2013;50(2):69-75.
14. Hamilton MA. Model validation: an annotated bibliography. *Commun Stat - Theory Methods* 1991;20(7):2207-2266.
15. Pool R. Is it real, or is it Cray?. *Science* 1989;244(4811):1438-1440.
16. Devi S, Mishra RP. A mathematical model to see the effects of increasing environmental temperature on plant–pollinator interactions. *Modelo Earth Syst Environ* 2020;6:1315-1329.
17. Mandal S, Islam MS, Biswas MHA, Akter S. A mathematical model applied to investigate the potential impact of global warming on marine ecosystems. *Appl Math Model* 2022;101:19-37.
18. Dover DC, Kirwin EM, Hernandez-Ceron N, Nelson KA. Pandemic Risk Assessment Model (PRAM): a mathematical modeling approach to pandemic influenza planning. *Epidemiol Infect* 2016;144:3400-3411.

19. Waters SL, Schumacher LJ, Haj AJE. Regenerative medicine meets mathematical modelling: developing symbiotic relationships. *Regen Med* 2021;6:e24.
20. Brandt AR. Review of mathematical models of future oil supply: Historical overview and synthesizing critique. *Energy* 2010;35:3958-3974.
21. Madadelahi M, Acosta-Soto LF, Hosseini S, Martinez-Chapa SO, Madou MJ. Mathematical modeling and computational analysis of centrifugal microfluidic platforms: a review. *Lab Chip* 2020;20:1318-1357.
22. Yu PY, Craciun G. Mathematical analysis of chemical reaction systems. *Isr J Chem* 2018;58:733-741.
23. Shamsi M, Mohammadi A, Manshadia MKD, Sanati-Nezhad, A. Mathematical and computational modeling of nano-engineered drug delivery systems. *J Control Release* 2019;307:150-165.
24. Eriksson K. The accuracy of mathematical models of justice evaluations. *J Math Sociol* 2012;36:125-135.
25. Tedeschi LO. Assessment of the adequacy of mathematical models. *Agric Syst* 2006; 89:225-247.
26. Zanetti D, Prados LF, Menezes ACB, Silva BC, Pacheco MVC, Silva FAZ, *et al.* Prediction of water intake to *Bos indicus* beef cattle raised under tropical conditions. *J Anim Sci* 2019;97:1364-1374.
27. Richards FJ. A flexible growth function for empirical use. *J Exp Bot.* 1959;10:290-301.
28. Fernandes HJ, Tedeschi LO, Paulino MF, Detmann E, Paiva LS, Valadares SC, Silva AG, Azevêdo JAG. Evaluation of mathematical models to describe growth of grazing young bulls. *Rev Bras Zootec* 2012;41:367-373.
29. Leite RG, Cardoso AS, Fonseca NVB, Silva MLC, Tedeschi LO, Delevatti LM, *et al.* Effects of nitrogen fertilization on protein and carbohydrate fractions of Marandu palisadegrass. *Sci Rep* 2021;11:e14786.
30. Brunetti HB, Boote KJ, Santos PM, Pezzopane JRM, Pedreira CGS, Lara MAS, *et al.* Improving the CROPGRO Perennial Forage Model for simulating growth and biomass partitioning of guineagrass. *Agron J* 2021;113:1-16.
31. NRC. National Research Council. Nutrient requirements of small ruminants: sheep, goats, cervids and new world camelids. Washington, DC, USA: National Academy Press; 2007.
32. Oreskes N, Shrader-Frechette K, Belitz K. Verification, validation, and confirmation of numerical models in the earth sciences. *Science* 1996;263:641-646.

33. Neter J, Kutner MH, Nachtsheim CJ, Wasserman W. Applied linear statistical models. New York, USA: McGraw-Hill Publishing Co.; 1996.
34. Agresti, A. Categorical data analysis. New Jersey, USA: John Wiley & Sons. 2002.
35. Dent JB, Blackie MJ. Systems simulation in agriculture. London: Applied Science; 1979.
36. Mayer DG, Stuart MA, Swain AJ. Regression of real-world data on model output: an appropriate overall test of validity. *Agric Syst* 1994;45:93-104.
37. Analla M. Model validation through the linear regression fit to actual *versus* predicted values. *Agric Syst* 1998;57:115-119.
38. Bunke O, Droge B. Estimators of the mean squared error of prediction in linear regression. *Technometrics* 1984;26:145-155.
39. Morais MG, Menezes BB, Ribeiro CB, Walker CC, Fernandes HJ, Souza ARDL, *et al.* Models predict the proportion of bone, muscle, and fat in ewe lamb carcasses from *in vivo* measurements of the 9th to 11th rib section and of the 12th rib. *Semin Cienc Agrar* 2016;37:1081-1090.
40. Bautista-Díaz E, Mezo-Solis JA, Herrera-Camacho J, Cruz-Hernández A, Gomez-Vazquez A, Tedeschi LO, *et al.* Prediction of carcass traits of hair sheep lambs using body measurements. *Animal* 2020;10:e1276.
41. King TS, Chinchilli VM. A generalized concordance correlation coefficient for continuous and categorical data. *Stat Med* 2001;20:2131-2147.
42. Cabral LS, Neves EMO, Zervoudakis JT, Abreu JG, Rodrigues RC, Souza AL, Oliveira IS. Nutrients requirements estimative for sheep in Brazilian conditions. *Rev Bras Saúde Prod Anim* 2008;9:529-542.
43. Vieira PAS, Pereira LGR, Azevêdo JAG, Neves ALA, Chizzotti ML, Santos RD, *et al.* Development of mathematical models to predict dry matter intake in feedlot Santa Ines rams. *Small Ruminant Res* 2013;122:78-84.
44. Allen MS. Effects of diet on short-term regulation of feed intake by lactating dairy cattle. *J Dairy Sci* 2000;83:1598-1624.
45. Oliveira AP, Pereira ES, Pinto AP, Silva AMA, Carneiro MSS, Mizubuti IY, *et al.* Estimativas dos requisitos nutricionais e utilização do modelo Small Ruminant Nutrition System para ovinos deslanados em condições semiáridas. *Semin Cienc Agrar* 2014;35:1985-1998.
46. Romera AJ, Gregorini P, Beukes PC. Technical note: a simple model to estimate changes in dietary composition of strip-grazed cattle during progressive pasture defoliation. *J Dairy Sci* 2010;93:3074-3078.

47. McDowell LR. Nutrient requirements of ruminants. In: McDowell LR. Nutrition of grazing ruminants in warm climates. Cambridge: Academic Press 1985:21-36.
48. Mertens DR. Regulation of forage intake. In: Fahey Junior GC. Forage quality, evaluation and utilization. Am Soc Agron 1994:450-492.
49. Carvalho PCF. Harry Stobbs Memorial Lecture: Can grazing behavior support innovations in grassland management?. Trop Grassl-Forrages 2013;1:137-155.
50. Baumont R, Cohen-Salmão D, Prache S, Sauvant D. A mechanistic model of intake and grazing behaviour in sheep integrating sward architecture and animal decisions. Anim Feed Sci Technol 2004;112:5-28.
51. Bremm C, Carvalho PC, Fonseca L, Amaral GA, Mezzalira JC, Perez NB, *et al.* Diet switching by mammalian herbivores in response to exotic grass invasion. Plos One 2016;11:e0150167.
52. Gonçalves RP, Bremm C, Moojen FG, Marchi D, Zubricki G, Caetano LAM, *et al.* Grazing down process: The implications of sheep's ingestive behavior for sward management. Livest Sci 2018;214:202-208.
53. Hodgson J. Grazing management. Science into practice. Longman Group UK Ltd., 1990.
54. Guzatti GC, Duchini PG, Sbrissia AF, Mezzalira JC, Almeida JGR, Carvalho PCF, Ribeiro-Filho HMN. Changes in the short-term intake rate of herbage by heifers grazing annual grasses throughout the growing season. Grassl Sci 2017;63:255-264.
55. Gregorini P, Beukes PC, Romera AJG, Hanigan MD. A model of diurnal grazing patterns and herbage intake of a dairy cow, MINDY: Model description. Ecol Model 2013;270:11-29.
56. Pittroff W, Kothmann MM. Quantitative prediction of feed intake in ruminants: I. Conceptual and mathematical analysis of models for sheep. Livest Prod Sci 2001;71:131-150.
57. Freer M, Moore AD, Donnelly JR. GRAZPLAN: Decision support systems for Australian grazing enterprises—II. The animal biology model for feed intake, production and reproduction and the Graz Feed DSS. Agric Syst 1997;54:77-126.
58. Leal ES, Ítavo LCV, Valle CB, Ítavo CCBF, Dias AM, Difante GS, *et al.* Influence of protodioscin content on digestibility and *in vitro* degradation kinetics in *Urochloa brizantha* cultivars. Crop Pasture Sci 2020;72:278-284.
59. Ítavo LCV, Ítavo CCBF, Valle CB, Dias AM, Difante GS, Morais MG, *et al.* *Brachiaria* grasses *in vitro* digestibility with bovine and ovine ruminal liquid as inoculum. Rev Mex Cienc Pecu 2021;12:1045-11060.

60. Euclides VPB, Montagner DB, Araújo AR, Pereira MA, Difante GS, Araújo IMM, *et al.* Biological and economic responses to increasing nitrogen rates in Mombaça guinea grass pastures. *Sci Rep* 2022;12:1937.
61. McCall DG. A systems approach to research planning to North Island hill country. [Doctoral thesis]. New Zealand, DF: Massey University; 1984.
62. Medeiros HR. Avaliação de modelos matemáticos desenvolvidos para auxiliar a tomada de decisão em sistemas de produção de ruminantes em pastagens. [Doctoral thesis]. Brazil, SP: Universidade de São Paulo; 2003.
63. Gurgel ALC, Difante GS, Emerenciano NJV, Fernandes HJ, Itavo LCV, Itavo CCBF, *et al.* Evaluation of mathematical models to describe lamb growth during the pre-weaning phase. *Semin Cienc Agrar* 2021;42:2119-2126.
64. Conrado VDC, Arandas JKG, Ribeiro MN. Modelos de regressão para predição do peso da raça Canindé através de medidas morfométricas. *Arch Zootec* 2015;64:277-280.
65. Chay-Canul AJ, García-Herrera RA, Salazar-Cuytún R, Ojeda-Robertos NF, Cruz-Hernández A, Fonseca MA, Canul-Solís JR. Development and evaluation of equations to predict body weight of Pelibuey ewes using heart girth. *Rev Mex Cienc Pecu* 2019;10:767-777.
66. Canul-Solis J, Angeles-Hernández JC, García-Herrera RA, Razo-Rodríguez D, Lee-Rangle HA, Piñeiro-Vázquez AT, *et al.* Estimation of body weight in hair ewes using an indirect measurement method. *Trop Anim Health Prod* 2020;52:2341-2347.
67. Salazar-Cuytun R, Garcia-Herrera RA, Munoz-Benitez AL, Ptacek M, Portillo-Salgado R, Bello-Perez EV, Chay-Canul AJ. Relationship between body volume and body weight in Pelibuey ewes. *Trop Subtrop Agroecosyst* 2021;24:e125.
68. Málková A, Ptáček M, Chay-Canul A, Stádník L. Statistical models for estimating lamb birth weight using body measurements. *Ital J Anim Sci* 2021;20:1063-1068.
69. Gurgel ALC, Difante GS, Emerenciano NJV, Santana JCS, Dantas JLS, Roberto FFS, *et al.* Use of biometrics in the prediction of body weight in crossbred lambs. *Arq Bras Med Vet Zootec* 2021;73:261-264.
70. Oliveira DP, Oliveira CAL, Martins ENM, Vargas Junior FM, Barbosa-Ferreira M, Seno LO, *et al.* Morphostructural characterization of female and young male of naturalized Sul-mato-grossenses “Pantaneiros” sheep. *Semin Cienc Agrar* 2014;35: 73-986.
71. Kumar S, Dahiya SP, Malik ZS, Patil CS. Prediction of body weight from linear body measurements in sheep. *Indian J Anim Res* 2018;52:1263-1266.

72. Huma ZE, Iqbal F. Predicting the body weight of Balochi sheep using a machine learning approach. *Turk J Vet Anim Sci* 2019;43:500-506.
73. Worku A. Body weight had highest correlation coefficient with heart girth around the chest under the same farmers feeding conditions for Arsi Bale sheep. *Int J Food Sci Technol* 2019;5:6-12.
74. Grandis FA, Fernandes Junior F, Cunha LFC, Dias CBA, Ribeiro ELA, Constantino C, *et al.* Relação entre medidas biométricas e peso corporal em ovinos da raça Texel. *Vet Zootec* 2018;25:1-8.
75. Paputungan U, Hendrik MJ, Utiah W. Predicting live weight of Indonesian Local-Bali cattle using body volume formula. *Livest Res Rural Dev* 2018;30:8
76. Le Cozler Y, Allain C, Xavier C, Depuille L, Caillot A, Delouard JM, *et al.* Volume and surface area of Holstein dairy cows calculated from complete 3D shapes acquired using a high-precision scanning system: Interest for body weight estimation. *Comput Electron Agric* 2019;165:e104977.
77. Gomes MB, Neves MLMW, Barreto LMG, Ferreira MA, Monnerat JPIS, Carone GM, Morais JSASC. Prediction of carcass composition through measurements *in vivo* and measurements of the carcass of growing Santa Inês sheep. *Plos One* 2021;16:1-17.
78. Bautista-Díaz E, Salazar-Cuytun R, Chay-Canul AJ, Herrera RAG, Piñeiro-Vázquez ÁT, Monforte JGM, *et al.* Determination of carcass traits in Pelibuey ewes using biometric measurements. *Small Ruminant Res* 2017;147:115-119.
79. Alves AAC, Pinzon AC, Costa RM, Silva MSS, Vieira EHM, Mendonça IB, *et al.* Multiple regression and machine learning based methods for carcass traits and saleable meat cuts prediction using non-invasive *in vivo* measurements in commercial lambs. *Small Ruminant Res* 2019;171:49-56.
80. Castilhos AM, Francisco CL, Branco RH, Bonilha SFM, Mercadante MEZ, Meirelles PRL, *et al.* *In vivo* ultrasound and biometric measurements predict the empty body chemical composition in Nellore. *J Anim Sci* 2018;96:1678-1687.
81. Gurgel ALC, Difante GS, Emerenciano Neto JV, Araujo CGF, Costa MG, Itavo LCV, *et al.* Prediction of carcass traits of Santa Inês lambs finished in tropical pastures through biometric measurements. *Animal* 2021;11:e2329.
82. Costa RG, Ribeiro NL, Cavalcante ITR, Roberto FFS, Lima PR. Carne de caprinos e ovinos do Nordeste: Diferenciação e agregação de valor. *Rev Cient Prod Anim* 2019;21:25-33.
83. Oliveira JPF, Ferreira MA, Alves AMSV, Melo ACC, Andrade IB, Urbano SA, *et al.* Carcass characteristics of lambs fed spineless cactus as a replacement for sugarcane. *Asian Australas J Anim Sci* 2018;31:529-536.

84. Abdel-Moneim AY. Body and carcass characteristics of Ossimi, Barki and Rahmani ram lambs raised under intensive production system. *Egypt J Sheep Goats Sci* 2009;4:1-16.
85. Ekiz B, Yilmaz A, Ozcan M, Kocak O. Effect of production system on carcass measurements and meat quality of Kivircik lambs. *Meat Sci* 2012;90:465-471.
86. Hopkins DL, Mortimer SI. Effect of genotype, gender and age on sheep meat quality and a case study illustrating integration of knowledge. *Meat Sci* 2014;98:544-555.